

基于水平扩张毯子维的掌纹识别

郭秀梅^{1,2} 周卫东¹ 耿淑娟¹ 王玉¹

摘要 掌纹识别作为一种新兴的生物识别技术近年来得到了广泛研究. 鉴于毯子维 (Blanket dimension, BD) 的多分辨率特性和掌纹纹理的方向性, 本文对比分析了普通毯子维、水平方向扩张毯子维和垂直方向扩张毯子维对掌纹分形特征的表达性能, 提出并研究了一种基于水平扩张毯子维的掌纹识别新算法. 本文算法在香港理工大学掌纹数据库 (版本 2) 进行了实验, 实验结果表明, 水平扩张毯子维可以很好地提取掌纹特征, 获得的识别率可达 99.9%, 识别时间小于 287 ms, 可满足在线掌纹识别.

关键词 分形维数, 毯子维, 掌纹识别, 特征提取

引用格式 郭秀梅, 周卫东, 耿淑娟, 王玉. 基于水平扩张毯子维的掌纹识别. 自动化学报, 2012, 38(9): 1496–1502

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.01496

A Palmprint Recognition Algorithm Based on Horizontally Expanded Blanket Dimension

GUO Xiu-Mei^{1,2} ZHOU Wei-Dong¹ GENG Shu-Juan¹ WANG Yu¹

Abstract As an emerging biometric technology, palmprint recognition has been extensively researched. Due to multi-resolution characteristics of the blanket dimension (BD) and the directionality of palmprint texture, feature extraction efficiencies with blanket dimension, horizontally and vertically expanded blanket dimensions (HEBD and VEBD) are compared, and a palmprint recognition algorithm based on horizontally expanded blanket dimension is proposed according to the comparison results. The algorithm is evaluated on Hong Kong PolyU Palmprint Database V2.0. Experimental results show that the horizontally expanded blanket dimension can extract the features that well represent the palmprint, and a recognition rate of 99.9% is achieved. The total execution time of recognition is less than 287 ms, which is fast enough for on-line palmprint recognition application.

Key words Fractal dimension, blanket dimension (BD), palmprint recognition, feature extraction

Citation Guo Xiu-Mei, Zhou Wei-Dong, Geng Shu-Juan, Wang Yu. A palmprint recognition algorithm based on horizontally expanded blanket dimension. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(9): 1496–1502

生物识别技术是指根据人的生理特征或行为特征进行身份鉴别的技术. 在公共安全、电子商务、金融等领域有着重要应用. 身份鉴别可利用的生物特征需要满足普遍性、唯一性、可测量性和稳定性. 目前, 用于身份识别的特征主要有: 人脸、虹膜、指纹、掌纹、静脉图、步态、签名、语音等. 其中, 掌纹含有主线、皱褶、乳突纹等丰富的纹线信息. 因为掌纹的稳定性、易采集性、非侵犯性等优点, 掌纹识别作为一种新兴的生物识别技术, 受到了广泛关注.

掌纹用于身份识别自 1997 年被提出以来^[1], 得到了深入研究, 研究者提出了掌纹识别的许多算法. 其中, 2D 掌纹图像的识别算法主要有以下四种^[2]: 1) 基于掌纹结构特征的识别算法: Zhang 等^[3] 最早将掌纹的一些位置稳定基准点与纹线用于自动身份识别; Shu 等^[4] 提出将乳突纹的方向特征用于掌纹分类; Duta 等^[5] 提出基于特征点的掌纹识别. 2) 基于纹理的掌纹识别算法: Wu 和 Kong 等提出的 2D Gabor 掌纹识别算法^[6-7]; Chen 等提出双树复小波变换 (Dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT) 的掌纹识别算法^[8]. 3) 基于子空间的掌纹识别算法: Lu 等首先将主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 引入掌纹识别, 并提出特征掌 (EigenPalm) 算法^[9]; Wu 等在对训练空间进行 PCA 降维的基础上实现 Fisher 判别分析, 提出 Fisherpalm 算法及一些改进算法^[10]. 4) 基于编码的掌纹识别算法: 主要包括 Palm Code 算法^[11], 该算法利用 Gabor 滤波器提取局部特征, 然后利用点之间的 Hamming 距离进行匹配; Fusion Code 算

收稿日期 2011-06-09 录用日期 2012-02-08
Manuscript received June 9, 2011; accepted February 8, 2012
国家自然科学基金 (30870666), 山东省科技发展计划项目 (2010GSF10243) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (30870666), and Program of Science and Technology Development of Shandong Province (2010GSF10243)
本文责任编辑 封举富
Recommended by Associate Editor FENG Ju-Fu
1. 山东大学信息科学与工程学院 济南 250100 2. 山东农业大学信息科学与工程学院 泰安 271018
1. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250100 2. School of Information Science and Engineering, Shandong Agriculture University, Taian 271018

法^[12] 利用两个方向的 Gabor 滤波器对掌纹进行滤波, 编码幅值最大的方向的相位信息; Competitive Code 算法^[13] 利用六个方向的实值 Gabor 滤波器, 并对幅值最小的方向编码; 以及 RLOC (Robust line orientation code)^[14]、Gabor 小波结合 LBP (Local binary pattern)^[15] 等编码算法. 近两年, 香港理工大学张大鹏教授针对 2D 掌纹图像的缺陷, 建立了 3D 掌纹数据库, 并提出了相应的算法^[16-18]. 掌纹与其他生物特征如手掌静脉和人脸的融合也成为研究的热点方向^[19-20].

分形几何理论是 20 世纪数学科学最有价值的发现之一, 它的创立为描述图像的几何特性提供了新的途径和方法. 对于分形在掌纹识别中的研究, 相关的文献比较少. 李彤等通过对掌纹的概率密度分布和配分函数分析, 证明掌纹分布具有多重分形性^[21]. Pan 等提出了基于 contourlet 变换的局部分形盒维数的掌纹识别算法^[22], 该方法虽可减小位移和变形对识别的影响, 但该算法首先对图像进行 contourlet 变换, 然后在局部进行盒维特征提取, contourlet 变换的计算量较大, 难以实现掌纹的在线识别. 对于分形维数的计算常见的有 Keller 等提出的盒维数算法^[23]、Peleg 等提出的毯子维 (Blanket dimension, BD) 算法^[24] 和 Chaudhuri 等提出的差分盒算法^[25].

由于毯子维不仅能够得到图像的维数, 而且能够从多分辨率的角度对图形进行分析, 因此本文首次将毯子维引入掌纹识别研究中. 首先对分割出掌纹的有效区域进行毯子维特征提取. 考虑到掌纹纹理所具有的方向性, 对毯子维进行了水平和垂直两个方向的扩张, 对比分析了普通毯子维 (No expanded blanket dimension, NEBD)、水平扩张毯子维 (Horizontally expanded blanket dimension, HEBD) 和垂直扩张毯子维 (Vertically expanded blanket dimension, VEBD) 对掌纹分形特征的提取性能, 最后利用相关分类器进行掌纹匹配.

1 基于毯子维的掌纹特征提取及匹配

1.1 毯子维

毯子维是 1984 年由 Peleg 等提出的用毯子覆盖技术 (Blanket technique, BT) 计算图像表面分数维数的方法. 毯子覆盖技术与其他分形维数相比, 能在空间内不同分辨率下获得图像的纹理变化^[24]. 图像可以看作 3D 空间中的曲面, i, j 分别作为 3D 空间的横纵坐标, (i, j) 处像素的灰度值 $g(i, j)$ 作为 3D 空间的高度坐标. 灰度图像的毯子维数可由此 3D 曲面计算得到, 具体步骤如下:

首先假定第 0 层毯子的上下表面为原始图像,

即:

$$u_0(i, j) = b_0(i, j) = g(i, j) \quad (1)$$

其中, $g(i, j)$ 表示三维空间中的曲面高度, $u_0(i, j)$ 为第 0 层的上表面高度; $b_0(i, j)$ 为第 0 层的下表面高度. 第 δ 层毯子的上表面 $u_\delta(i, j)$ 和下表面 $b_\delta(i, j)$ 分别由图像上下两侧 δ 距离的点构成, 毯子上下表面之间的距离为 δ , 其中 $\delta = 1, 2, 3, \dots$. 四邻域毯子上下表面的计算方法分别为

$$u_\delta(i, j) = \max\{u_{\delta-1}(i, j) + 1, \max_{\|(m,n)-(i,j)\leq 1} u_{\delta-1}(m, n)\} \quad (2)$$

$$b_\delta(i, j) = \min\{b_{\delta-1}(i, j) - 1, \min_{\|(m,n)-(i,j)\leq 1} b_{\delta-1}(m, n)\} \quad (3)$$

第 δ 层毯子上下表面之间的体积为

$$V_\delta = \sum_{i,j} [u_\delta(i, j) - b_\delta(i, j)] \quad (4)$$

第 δ 层毯子的表面积为

$$A_\delta = \frac{V_\delta - V_{\delta-1}}{2} \quad (5)$$

基于 Minkowski 维数和覆盖技术, 若 δ 足够小, 有:

$$A(\delta) = \beta\delta^{2-D} \quad (6)$$

其中, β 是常数, D 为图像的维数. 针对第 δ_i ($i = 1, 2, 3, \dots$) 层毯子, 可以得到 $A(\delta_i) \approx \beta\delta_i^{2-D}$, 然后对数据点 $\log_2 A(\delta_i), \log_2 \delta_i$ 进行直线拟合, 由拟合直线的斜率可求得毯子维.

1.2 掌纹的毯子维特征提取

在掌纹毯子维特征提取时, 为了更好地反映掌纹的局部纹理变化, 首先对图像划分网格. 设掌纹有效区域经过灰度归一化得到图像 $I(x, y)$, 将其划分为 i 行 j 列的网格, 每个网格的大小为 $S \times S$, 记为 (i, j) , i, j 满足 $0 \leq i, j \leq \lfloor 128/S \rfloor$ ($\lfloor \cdot \rfloor$ 为下取整运算). 计算每一个网格相应的毯子维数. 由于毯子维不仅具有多分辨率特性, 而且还具有方向性, 因此在式 (2) 和式 (3) 中, 根据图像特征方向在不对称邻域内取最大值或最小值. 如果在水平方向取左右邻域, 即水平方向扩张; 如果在垂直方向取上下邻域, 即垂直方向扩张. 其中, 垂直扩张时, 上下表面计算式为

$$u_\delta(i, j) = \max\{u_{\delta-1}(i, j) + 1, \max_{\|(m,n)-(i,j)\leq 1} \{u_{\delta-1}(m, n), u_{\delta-1}(i-2, j), u_{\delta-1}(i+2, j)\}\} \quad (7)$$

$$b_{\delta}(i, j) = \min\{b_{\delta-1}(i, j) - 1, \min_{\|(m,n)-(i,j)\|\leq 1} \{b_{\delta-1}(m, n), b_{\delta-1}(i - 2, j), b_{\delta-1}(i + 2, j)\}\} \quad (8)$$

水平扩张时, 上下表面计算式为

$$u_{\delta}(i, j) = \max\{u_{\delta-1}(i, j) + 1, \max_{\|(m,n)-(i,j)\|\leq 1} \{u_{\delta-1}(m, n), u_{\delta-1}(i, j - 2), u_{\delta-1}(i, j + 2)\}\} \quad (9)$$

$$b_{\delta}(i, j) = \min\{b_{\delta-1}(i, j) - 1, \min_{\|(m,n)-(i,j)\|\leq 1} \{b_{\delta-1}(m, n), b_{\delta-1}(i, j - 2), b_{\delta-1}(i, j + 2)\}\} \quad (10)$$

图 1 依次给出了掌纹在毯子维第 3 层垂直方向和水平方向上扩张的上下表面. 可以看出, 水平方向扩张的毯子维可以更好地保持特征的基本形状, 而垂直方向上会扭曲特征的方向或丢失部分特征.

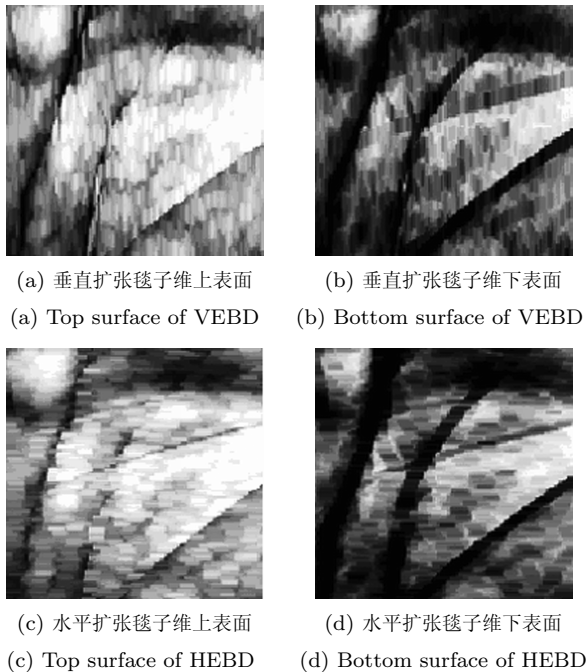


图 1 垂直和水平方向毯子维第 3 层上下表面
Fig. 1 Surface information of the vertical and horizontal blanket dimensions at the third level

毯子维可以具有多分辨率特性. 图 2 给出了掌纹四邻域水平扩张毯子维三层上下表面图像, 该图依次为毯子维 1~3 层上下表面. 容易看出, 覆盖层数较小时, 毯子维可以反映纹理变化的细节部分, 对应于图像的高频灰度变化; 覆盖层数大时, 毯子维可以反映纹理变化的总体趋势, 对应于图像的低频灰度变化.

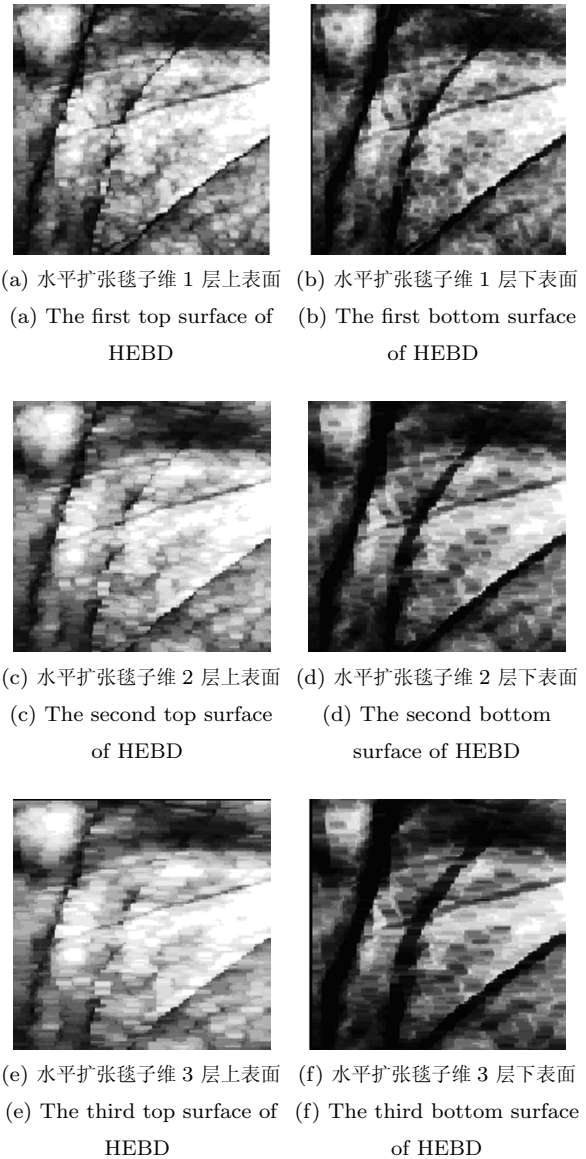
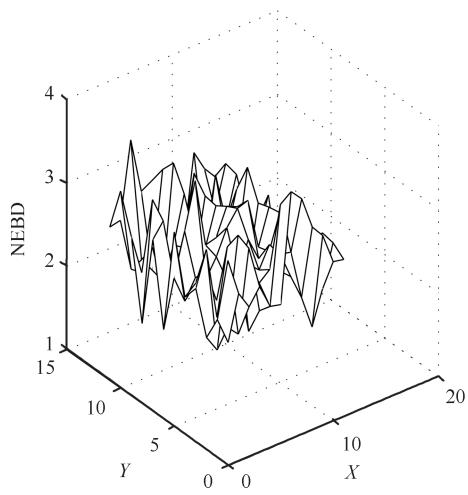


图 2 水平扩张毯子维 1~3 层上下表面
Fig. 2 Surface information of the horizontally expanded blanket dimension at 1~3 levels

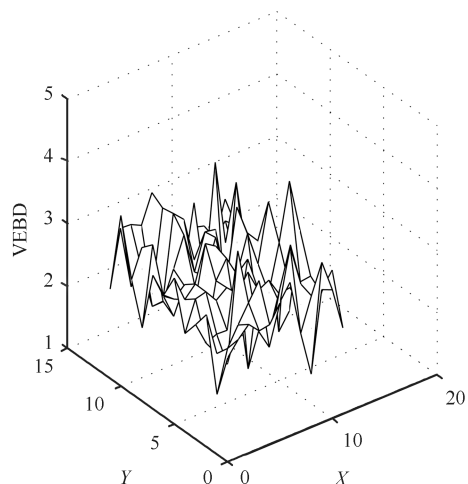
为了进一步确定毯子维的扩张方向, 图 3 给出了掌纹的普通毯子维 (a)、垂直扩张毯子维 (b) 和水平扩张毯子维 (c) 的分布.

本文统计了 1000 张掌纹有效区域的普通毯子维、垂直和水平扩张毯子维的均值和方差. 其中, 普通毯子维平均维数为 3.7878, 标准差为 0.1262; 垂直扩张毯子维平均维数为 2.7071, 标准差为 0.1925; 水平扩张毯子维平均维数为 2.8129, 标准差为 0.2266. 可见, 水平扩张毯子维分布更广泛、变化更剧烈, 能够充分体现掌纹纹理的粗糙度. 因此本文采用水平扩张毯子维进行掌纹特征提取.



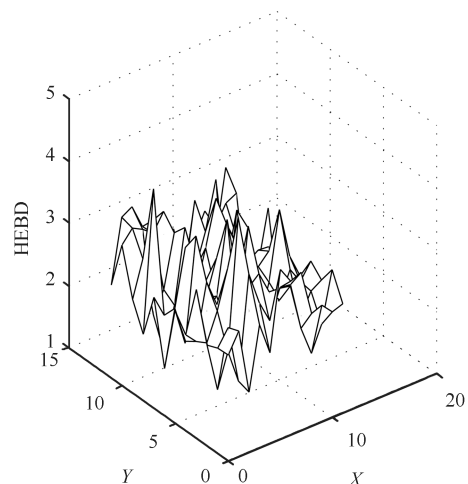
(a) 掌纹普通毯子维特征

(a) BD feature of a palmprint



(b) 掌纹垂直扩张毯子维特征

(b) VEBD feature of a palmprint



(c) 掌纹水平扩张毯子维特征

(c) HEBD feature of a palmprint

图 3 掌纹的毯子维特征

Fig. 3 The blanket dimension features of a palmprint

1.3 掌纹匹配

使用归一化相关分类器对两幅掌纹图片的类属进行判定. FD_{d1} 表示当前获取掌纹图片的毯子维特征矩阵, FD_{d2} 表示数据库中已经注册的掌纹图片的毯子维特征矩阵. 利用式 (11) 对两掌纹特征矩阵进行归一化相关运算:

$$NC_d = \frac{1}{nm\sigma_{d1}\sigma_{d2}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (FD_{d1} - \mu_{d1})(FD_{d2} - \mu_{d2}) \quad (11)$$

设定阈值 th , 如果 $NC_d \geq th$ (th 可通过等错误曲线得到最佳阈值), 则判别两幅掌纹图像属于同一类, 否则代表不同的类别. 为了克服旋转对识别造成的不利影响, 采用三次循环移位的方法计算掌纹间的归一化相关性. 图 4 显示了掌纹有效区域毯子维的归一化相关性的统计分布. 可以看出, 掌纹类内的相关性与掌纹类间的相关性具有明显差异, 因此可以将毯子维的归一化相关作为掌纹分类的依据.

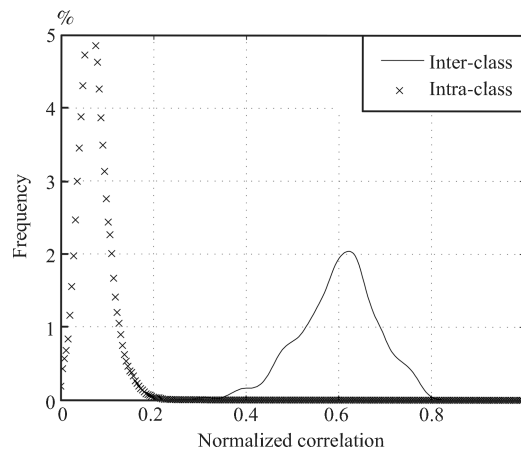


图 4 掌纹毯子维归一化相关性统计分布图

Fig. 4 Statistical distribution of normalized correlation of palmprint blanket dimension

2 实验结果

本算法测试平台为 Matlab 2010, CPU 为 AMD Athlon 2.7 GHz. 采用的掌纹数据库为香港理工大学人体生物特征识别中心采集的掌纹数据库 (Hong Kong PolyU Palmprint Database V2.0)^[26]. 该掌纹库里共有 386 个手掌的 7752 幅掌纹图片, 图像一律采用 BMP 格式存储, 每人 20 幅掌纹图片分两次采集, 两次采集之间间隔两个月, 每次每人采集 10 张^[11]. 对于每个掌纹, 第一次采集的 10 张图像作为测试数据, 第二次采集的 10 张图像

表 1 水平扩张毯子维基于不同网格特征提取时间、匹配时间和识别结果比较

Table 1 Feature extraction time, matching time, and recognition results with different grid sizes for HEBD

网格大小	特征提取时间 (ms)	匹配时间 (ms)	等错误率 (%)
4 × 4	286.1	0.4319	0.10
5 × 5	285.9	0.3166	0.30
6 × 6	281.6	0.2561	0.20
8 × 8	280.5	0.1965	0.20
10 × 10	280.3	0.1589	0.30

表 2 不同网格大小、不同分数维的等错误率比较

Table 2 Comparison of EERs using different fractal dimensions with different grid sizes

网格大小	普通毯子维 (%)	垂直扩张毯子维 (%)	水平扩张毯子维 (本文算法) (%)
4 × 4	0.30	0.40	0.10
5 × 5	0.30	0.30	0.29
6 × 6	0.19	0.20	0.19
8 × 8	0.19	0.20	0.21
10 × 10	0.20	0.23	0.30

作为训练数据. 两幅掌纹图像进行比较时, 如果 $NC_d \geq th$ 则认为两者匹配. 每张测试图像都要与训练数据库中的所有图像进行匹配, 如果两幅图像来自同一个手掌, 则匹配为真匹配 (Genuine matching), 如果来自不同的手掌, 则为假匹配 (Impostor matching). 因此总的匹配次数为 14 899 600, 其中真匹配的次数为 38 600, 其余为假匹配.

表 1 给出了水平扩张毯子维在 5 种不同网格划分情况下的特征提取时间、匹配时间和识别结果, 可以看出, 随着网格划分越来越大, 特征提取的时间越来越短, 但等错误率却差别较大. 虽然进行 4 × 4 的网格划分时耗时不是最短的, 但等错误率却是最低, 因此本文对掌纹采用了 4 × 4 大小的网格划分. 掌纹识别时间 (特征提取 + 匹配时间) 小于 287 ms.

图 5 给出了水平扩张毯子维识别的错误拒绝率 (False rejection rate, FRR) 和错误接受率 (False acceptance rate, FAR). 从图中可以看出, 系统的等错误率为 0.1%, 此时阈值为 0.205.

表 2 给出了掌纹在不同网格下几种分数维的等错误率. 可以看出, 分形维数可以较好地提取掌纹纹理特征, 但在各种分形维数中, 水平扩张毯子维具有更小的等错误率 (Equal error rate, EER).

表 3 给出了常用掌纹识别算法与本文算法在香港理工大学掌纹数据库 (版本 2) 下的等错误率. 常用掌纹识别算法包括 PalmCode^[11], FusionCode^[12], CompetitiveCode^[13], RLOC^[14] 以及分形盒维算法. 盒维算法和本文算法均采用大小

为 4 × 4 的网格对掌纹进行划分. 可以看出, 本文提出的算法可获得较小的等错误率.

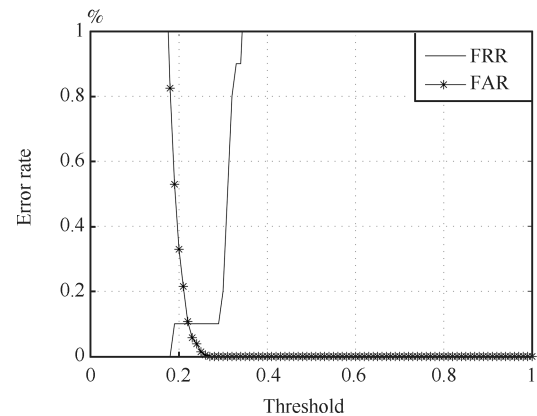


图 5 本文算法的 FRR 和 FAR 曲线分布图

Fig. 5 FRR and FAR curves using the proposed algorithm

表 3 本文算法与掌纹常用算法等错误率比较

Table 3 Comparison of EERs between the proposed algorithm and popular palmprint recognition algorithms

掌纹识别算法	等错误率 (%)
Palm Code ^[11]	0.60
Fusion Code ^[12]	0.82
Competitive Code ^[13]	0.47
RLOC ^[14]	0.16
盒维 (4 × 4)	1.10
本文算法 (4 × 4)	0.10

3 结论

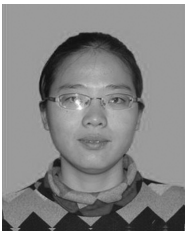
分形理论是近年来图像处理中比较热门的研究方向, 获得了广泛应用, 例如压缩编码、图像分割、边缘检测、特征提取等, 但分形在掌纹识别中的研究还比较缺乏. 本文首次将分形维数中的毯子维引入掌纹识别研究中, 分析对比了普通毯子维、水平方向扩张毯子维和垂直方向扩张毯子维对掌纹分形特征提取的性能, 发现水平方向扩张毯子维能更好表达掌纹的特征, 获得的等错误率最低.

本文基于毯子维水平扩张的掌纹识别算法, 只需要对掌纹有效区域进行灰度均衡化处理, 就可以进行毯子维特征提取, 计算效率高, 实时性好. 分类时采用了三次循环移位的归一化相关分类器, 可以避免掌纹位置的移动或者旋转对识别的影响. 该算法在香港理工大学掌纹数据库 (版本 2) 进行测试, 等错误率只有 0.1%, 识别时间小于 287 ms, 提高了掌纹识别的性能, 实验结果表明掌纹具有很好的分形特性. 本文算法有望为分形在掌纹识别中的进一步研究和应用提供新的思路.

References

- 1 Shu W, Zhang D. Palm print verification: an implementation of biometric technology. In: Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Pattern Recognition. Brisbane, Australia: IEEE, 1998. 219–221
- 2 Yue Feng, Zuo Wang-Meng, Zhang Da-Peng. Survey of palmprint recognition algorithms. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(3): 353–365
(岳峰, 左旺孟, 张大鹏. 掌纹识别算法综述. *自动化学报*, 2010, **36**(3): 353–365)
- 3 Zhang D P, Shu W. Two novel characteristic in palm print verification: datum point invariance and line feature matching. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(4): 691–702
- 4 Shu W, Rong G, Bian Z Q. Automatic palm print verification. *International Journal of Image and Graphics*, 2001, **1**(1): 135–151
- 5 Duta N, Jain A K, Maulia K V. Matching of palm print. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(4): 77–85
- 6 Wu X Q, Zhang D, Wang K Q, Huang B. Palmprint classification using principal lines. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(10): 1987–1998
- 7 Kong W K, Zhang D, Li W X. Palmprint feature extraction using 2-D Gabor filters. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(10): 2339–2347
- 8 Chen G Y, Bui T D, Krzyzak A. Palmprint classification using dual-tree complex wavelets. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, GA: IEEE, 2006. 2645–2648
- 9 Lu G M, Zhang D, Wang K Q. Palmprint recognition using eigenpalms features. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(9–10): 1463–1467
- 10 Wu X Q, Zhang D, Wang K Q. Fisherpalms based palm print recognition. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(15): 2829–2838
- 11 Zhang D, Kong W K, You J, Wong M. Online palmprint identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(9): 1041–1050
- 12 Kong A, Zhang D, Kamel M. Palmprint identification using feature-level fusion. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(3): 478–487
- 13 Kong A W K, Zhang D. Competitive coding scheme for palmprint verification. In: Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE, 2004. 520–523
- 14 Jia W, Huang D S, Zhang D. Palmprint verification based on robust line orientation code. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(5): 1504–1513
- 15 Shen L L, Ji Z, Zhang L, Guo Z H. Applying LBP operator to Gabor response for palmprint identification. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Information Engineering and Computer Science. Wuhan, China: 2009. 355–357
- 16 Zhang D, Lu G M, Li W, Zhang L, Luo N. Palmprint recognition using 3-D information. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2009, **39**(5): 505–519
- 17 Zhang D, Kanhangad V, Luo N, Kumar A. Robust palmprint verification using 2D and 3D features. *Pattern Recognition*, 2009, **43**(1): 358–368
- 18 Li W, Zhang D, Zhang L, Lu G M, Yan J Q. 3-D palmprint recognition with joint line and orientation features. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2010, **41**(2): 274–279
- 19 Shen L L, Bai L, Ji Z. FPCode: an efficient approach for multi-modal biometrics. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2011, **25**(2): 273–286
- 20 Zhang D, Guo Z H, Lu G M, Zhang L, Liu Y H, Zuo W M. Online joint palmprint and palmvein verification. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(3): 2621–2631

- 21 Li Tong, Shang Peng-Jian. A multifractal approach to palmprint recognition. *Acta Physica Sinica*, 2007, **56**(8): 4393–4400
(李彤, 商朋见. 多重分形在掌纹识别中的研究. 物理学报, 2007, **56**(8): 4393–4400)
- 22 Pan X, Ruan Q Q, Wang Y X. Palmprint recognition using contourlets-based local fractal dimensions. In: Proceedings of the 2008 International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2008. 2108–2111
- 23 Keller J M, Chen S S, Crownover R M. Texture description and segmentation through fractal geometry. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1989, **45**(2): 150–166
- 24 Peleg S, Naor J, Hartley R, Avnir D. Multiple resolution texture analysis and classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, **6**(4): 518–523
- 25 Chaudhuri B B, Sarkar N, Kundu P. Improved fractal geometry based texture segmentation technique. *IEE Proceedings, Part E: Computers and Digital Techniques*, 1993, **140**(5): 233–241
- 26 PolyU palmprint database [Online], available: <http://www.comp.polyu.edu.hk/biometrics/>, October 20, 2009



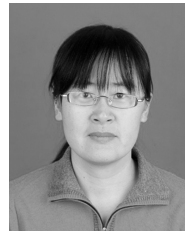
郭秀梅 山东大学信息科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为模式识别和图像处理. E-mail: xium@163.com
(**GUO Xiu-Mei** Ph. D. candidate at the School of Information Science and Engineering, Shandong University. Her research interest covers pattern recognition and image processing.)



周卫东 山东大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为信号处理理论与应用, 生物特征识别, 生物医学信号处理. 本文通信作者.

E-mail: wdzhou@sdu.edu.cn

(**ZHOU Wei-Dong** Professor at the School of Information Science and Engineering, Shandong University. His research interest covers theory and application of signal processing, biometrics and biomedical signal processing. Corresponding author of this paper.)



耿淑娟 山东大学信息科学与工程学院博士研究生. 主要研究方向为非线性信号与图像处理和生物医学信号处理.

E-mail: sdaigsj@126.com

(**GENG Shu-Juan** Ph. D. candidate at the School of Information Science and Engineering, Shandong University. Her research interest covers nonlinear signal and image processing, and biomedical signal processing.)



王玉 山东大学信息科学与工程学院硕士研究生, 主要研究方向为模式识别和图像处理.

E-mail: wangyu@mail.sdu.edu.cn

(**WANG Yu** Master student at the School of Information Science and Engineering, Shandong University. Her research interest covers pattern recognition and image processing.)